Journal of Quality Engineering and Management

www.pqprc.ir

J. Qual. Eng. Manag. Vol. 14, No. 3 (2024) 199–216.

Paper Type: Original Article

Prediction of the Impact and Performance of FinTech Companies' Advertisements on Customer Acquisition and Loyalty Using Metaheuristic Algorithms

Samad Bandari[1], Farhad Hosseinzadeh Lotfi[2,*], Seyyed Esmaeil Najafi[1], Seyyed Ahmad Edalatpanah[3]

[1] Department of Industrial Engineering, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran; samadbandari@yahoo.com; Najafi1515@yahoo.com.

[2] Department of Mathematics and Computer Science, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran; Farhad@hosseinzadeh.ir.

[3] Department of Applied Mathematics, Ayandegan Institute of Higher Education, Tonekabon, Iran; Saededalatpanah@gmail.com.

Citation:

Received: 14 April 2024 *Revised: 03 July 2024* *Accepted: 19 August 2024*	Bandari, S., Hosseinzadeh Lotfi, F., Najafi, S. E., & Edalatpanah, S. A. (2024). Prediction of the impact and performance of FinTech companies' advertisements on customer acquisition and loyalty using metaheuristic algorithms. *Journal of Quality Engineering and Management* , *14*(3), 199-216.

Abstract

Purpose: With the rapid growth of the financial technology (FinTech) industry, digital advertising has become one of the key tools for attracting new customers and increasing the loyalty of existing ones. In an environment where uncertainty and decision-making complexities play a significant role, the use of metaheuristic algorithms can help optimize digital advertising efforts.

Methodology: This study proposes a three-level model in an intuitionistic fuzzy environment and utilizes the Stackelberg game to examine the impact of advertising on performance, customer acquisition, and customer loyalty. In this study, the advertising process of FinTech companies is modeled as a three-level decision-making process encompassing customer acquisition, advertising performance, and customer loyalty. To solve this model, Genetic Algorithms (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO) are employed to optimize advertising strategies.

Findings: The results indicated that the proposed model accurately predicted customer loyalty and that metaheuristic algorithms effectively optimized advertising parameters. The analysis of the results showed that conversion rate and purchase amount are the most influential factors affecting customer loyalty. Furthermore, the findings revealed that using hybrid algorithms can lead to reduced advertising costs and increased Return on Investment (ROI). Comparing the proposed algorithms demonstrated that the hybrid approach, which combines genetic algorithms and particle swarm optimization, outperformed individual methods in predicting customer behavior.

Originality/Value: Based on the findings, it is recommended that FinTech companies adopt metaheuristic algorithms to optimize digital advertising and achieve precise customer targeting. These approaches can enhance advertising effectiveness, reduce marketing costs, and improve customer loyalty within the FinTech industry.

Keywords: FinTech, Digital advertising, Metaheuristic algorithms, Customer loyalty, Advertising optimization.

Corresponding Author: Farhad@hosseinzadeh.ir

10.48313/jqem.2024.219125

Licensee System Analytics. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0).

مهندسی و مدیریت کیفیت

www.pqprc.ir

دوره ۱۴، شماره (۳)، (۱۴۰۳)، ۲۱۶-۱۹۹

نوع مقاله: پژوهشی

پیش‌بینی اثر و عملکرد تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی بر جذب و وفاداری مشتریان با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری

صمد بندری[۱]، فرهاد حسین زاده لطفی[۲،*]، سید اسماعیل نجفی[۱]، سید احمد عدالت پناه[۳]

[۱]گروه مهندسی صنایع، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

[۲]گروه ریاضی و علوم کامپیوتر، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

[۳]گروه ریاضی کاربردی، موسسه آموزش عالی آیندگان، تنکابن، ایران.

چکیده

هدف: با رشد سریع صنعت فناوری مالی (فین‌تک)[۱]، تبلیغات دیجیتال به یکی از ابزارهای کلیدی برای جذب مشتریان جدید و افزایش وفاداری مشتریان فعلی تبدیل شده است. در محیطی که عدم اطمینان و پیچیدگی‌های تصمیم‌گیری نقش مهمی ایفا می‌کند، استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌تواند به بهینه‌سازی تبلیغات دیجیتال کمک کند.

روش‌شناسی پژوهش: این پژوهش با ارائه یک مدل سه‌سطحی در محیط فازی شهودی و بهره‌گیری از بازی استکلبرگ، تأثیر تبلیغات بر عملکرد، جذب و وفاداری مشتریان را بررسی می‌کند. در این مطالعه، فرآیند تبلیغات شرکت‌های فین‌تک به‌عنوان یک تصمیم‌گیری سه‌سطحی شامل جذب مشتریان، عملکرد تبلیغات و وفاداری مشتریان مدل‌سازی شده است. برای حل این مدل، از الگوریتم‌های ژنتیک[۲] و بهینه‌سازی ازدحام ذرات[۳] به‌منظور بهینه‌سازی استراتژی‌های تبلیغاتی استفاده شده است.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که مدل پیشنهادی توانسته است با دقت بالایی میزان وفاداری مشتریان را پیش‌بینی کند و الگوریتم‌های فراابتکاری در بهینه‌سازی پارامترهای تبلیغاتی نقش مؤثری دارند. تحلیل نتایج نشان داد که نرخ تبدیل[۴] و میزان خرید[۵] مهم‌ترین عوامل تاثیرگذار بر وفاداری مشتریان هستند. همچنین، یافته‌ها نشان داد که استفاده از الگوریتم‌های ترکیبی می‌تواند به کاهش هزینه‌های تبلیغاتی و افزایش بازده سرمایه‌گذاری[۶] منجر شود. مقایسه نتیجه‌های الگوریتم‌های پیشنهادی نشان داد که روش ترکیبی ژنتیک و ازدحام ذرات نسبت به روش‌های مجزا، دقت بالاتری در پیش‌بینی رفتار مشتریان دارد.

اصالت/ارزش افزوده علمی: بر اساس یافته‌های این پژوهش، پیشنهاد می‌شود شرکت‌های فناوری مالی از الگوریتم‌های فراابتکاری در بهینه‌سازی تبلیغات دیجیتال و هدف‌گذاری دقیق مشتریان استفاده کنند. این روش‌ها می‌توانند اثربخشی تبلیغات را افزایش داده، هزینه‌های بازاریابی را کاهش دهند و وفاداری مشتریان را در صنعت فین‌تک بهبود بخشند.

کلیدواژه‌ها: فناوری مالی، تبلیغات دیجیتال، الگوریتم‌های فرا ابتکاری، وفاداری مشتری، بهینه‌سازی تبلیغات.

۱- مقدمه

باتوجه به اهمیت‌یافتن تکنولوژی‌های مالی یا فناوری مالی در عرصه کسب‌وکار، به نظر می‌رسد تحقیق در این حوزه همچنان در ابتدای راه خود قرار دارد. ضمن اینکه تمرکز بر مولفه‌هایی نظیر تبلیغات و اثر آن برمشتریان شرکت‌های فناوری مالی نشانگر خلاها و کمبودهای بسیاری در این زمینه می‌باشد که همین موارد می‌تواند تبیین‌کننده ضرورت انجام تحقیق در حوزه موردبررسی باشد. باتوجه به‌حجم بالای داده‌ها در این زمینه می‌توان

[1] FinTech
[2] Genetic Algorithms (GA)
[3] Particle Swarm Optimization (PSO)
[4] Conversion rate
[5] Purchase amount
[6] Return on Investment (ROI)

گفت استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین یا داده‌کاوی می‌تواند به تحلیل‌های بهتری منجر شود که در تحقیق حاضر تلاش در جهت پیش‌بینی اثر تبلیغات بر جذب و حفظ مشتریان شرکت‌های فناوری مالی با کمک الگوریتم‌های فرا ابتکاری[1] می‌باشد.

در سال‌های اخیر، فناوری‌های مالی[2] با بهره‌گیری از نوآوری‌های دیجیتال، تحول قابل‌توجهی در شیوه ارایه خدمات مالی ایجاد کرده‌اند. این تحول، نه‌تنها ساختارهای سنتی بانکداری و پرداخت را متحول کرده، بلکه باعث رقابتی‌ترشدن بازار در جذب و حفظ مشتریان شده است [1]. یکی از ابزارهای کلیدی برای موفقیت شرکت‌های فین‌تک در این رقابت، استفاده هوشمندانه از تبلیغات دیجیتال و داده‌محور است.

باوجود رشد چشمگیر صنعت فین‌تک، همچنان شکاف‌هایی در ادبیات علمی این حوزه، به‌ویژه در زمینه بررسی اثر تبلیغات دیجیتال بر رفتار مشتریان وجود دارد. تحقیقات قبلی بیشتر بر جنبه‌های فنی یا خدمات مالی متمرکز بوده‌اند و کمتر به تحلیل جامع تعامل میان تبلیغات و وفاداری یا جذب مشتریان پرداخته‌اند . علاوه بر این، باتوجه به ماهیت داده‌محور صنعت فین‌تک و تعاملات پیچیده مشتریان با خدمات دیجیتال، تحلیل این داده‌ها با روش‌های سنتی مانند رگرسیون معمولا پاسخگوی نیازهای پیچیده این حوزه نیست [2].

روش‌های سنتی آماری مانند رگرسیون فرض می‌کنند که روابط میان متغیرها خطی و پایدار است. این درحالی است که در واقعیت، رفتار مصرف‌کننده تحت تاثیر عوامل متعدد، پو یا و غیرخطی قرار دارد [3]. همچنین این مدل‌ها نسبت به داده‌های پرت و چند هم‌خطی حساس هستند که می‌تواند دقت پیش‌بینی را کاهش دهد.

درمقابل، الگوریتم‌های فرا ابتکاری ازجمله الگوریتم‌های ژنتیک،*PSO* یا الگوریتم کلونی مورچگان[3]، با هدف بهینه‌سازی در مسایل پیچیده و چندبعدی توسعه یافته‌اند و توانایی بالایی در کشف الگوهای پنهان در داده‌های بزرگ دارند [4]. مطالعات نشان داده‌اند که این الگوریتم‌ها در ترکیب با روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند عملکرد قابل‌توجهی در تحلیل داده‌های فین‌تک از خود نشان دهند، به‌ویژه در پیش‌بینی نرخ جذب یا ریزش مشتری [5].
بر این اساس، تحقیق حاضر با هدف پرکردن خلا موجود، به‌بررسی و پیش‌بینی اثر تبلیغات شرکت‌های فین‌تک بر جذب و وفاداری مشتریان می‌پردازد. در این مسیر، از الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌عنوان ابزاری نو ین برای تحلیل داده‌های پیچیده استفاده می‌شود تا نتیجه‌هایی دقیق‌تر و عملی‌تر نسبت به رویکردهای سنتی حاصل گردد.

الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌دلیل توانایی بالا در جستجوی فضای پاسخ پیچیده، بهینه‌سازی مسایل غیرخطی و فرار از بهینه‌های محلی، به‌عنوان یکی از گزینه‌های قدرتمند برای حل مسایل تصمیم‌گیری در حوزه‌های پو یا مانند فین‌تک شناخته می‌شوند. این الگوریتم‌ها قابلیت انطباق با محیط‌های پرنو یز و داده‌های ناقص را دارند و می‌توانند در شرایطی که مدل‌های ریاضی دقیق یا روابط تحلیلی مشخصی وجود ندارد، عملکرد مطلو بی ارایه دهند [6]. درنتیجه، استفاده از این روش‌ها در مدل‌سازی رفتار مشتریان، ارزیابی اثربخشی تبلیغات و بهینه‌سازی تخصیص منابع بازاریابی، می‌تواند به تصمیم‌گیری‌های دقیق‌تر و اثربخش‌تری در شرکت‌های فناوری مالی منجر شود. هدف انجام این پژوهش پیش‌بینی عملکرد تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی بر جذب و وفاداری مشتریان با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری است.

۲- پیشینه تحقیق

۲-۱- نقش تبلیغات دیجیتال در صنعت فین‌تک

تبلیغات دیجیتال به‌عنوان یکی از ستون‌های اصلی استراتژی بازاریابی در صنعت فناوری مالی (فین‌تک)، سهم قابل‌توجهی در افزایش آ گاهی از برند، جذب مشتریان جدید و افزایش وفاداری مشتریان دارد. در این حوزه، شرکت‌های فین‌تک به‌طور گسترده‌ای از ابزارهایی مانند شبکه‌های اجتماعی،

[1] Metaheuristic algorithms
[2] FinTech
[3] Ant Colony Algorithm (ACO)

بازاریابی ایمیلی و تبلیغات گوگل برای انتقال پیام‌های بازاریابی بهره می‌برند [7]. این نوع تبلیغات که اغلب مبتنی بر تحلیل داده‌های رفتاری کاربران هستند، با شخصی‌سازی محتوا و زمان‌بندی هوشمند، باعث بهبود تجربه مشتری و افزایش نرخ تبدیل می‌شوند [8]. باتوجه به رقابتی‌بودن بازارهای دیجیتال، تبلیغات هدفمند و مبتنی برداده، نقشی اساسی در حفظ مزیت رقابتی شرکت‌های فین‌تک ایفا می‌کند [9].

۲-۲- کاربرد الگوریتم‌های فرا ابتکاری در تبلیغات دیجیتال

الگوریتم‌های فرا ابتکاری[1] به‌عنوان روش‌هایی انعطاف‌پذیر و قدرتمند برای حل مسایل بهینه‌سازی پیچیده در فضای جستجوی بزرگ شناخته می‌شوند. برخلاف روش‌های سنتی، این الگوریتم‌ها توانایی مقابله با چندین هدف، قیود غیرخطی و توابع هدف پیچیده را دارند و از این‌رو، برای تحلیل و بهینه‌سازی کمپین‌های تبلیغاتی بسیار مفید هستند [10]. در مطالعاتی نظیر تحقیق [11]، استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک و *PSO* برای بهینه‌سازی زمان‌بندی و تخصیص بودجه تبلیغات در صنعت فین‌تک موردبررسی قرارگرفته و نتیجه‌های نشان داده‌اند که این الگوریتم‌ها می‌توانند نرخ بازگشت سرمایه تبلیغاتی را به‌طور قابل‌توجهی افزایش دهند.

۲-۳- ترکیب یادگیری ماشین با الگوریتم‌های فرا ابتکاری

در سال‌های اخیر، ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری با یادگیری ماشین به‌عنوان رویکردی نوآورانه در تحلیل رفتار مشتریان و پیش‌بینی اثربخشی تبلیغات معرفی شده است. در این روش، الگوریتم‌های فرا ابتکاری به‌عنوان ابزار بهینه‌ساز مدل‌های یادگیری ماشین عمل کرده و به انتخاب ویژگی‌های کلیدی، تنظیم پارامترهای مدل و افزایش دقت پیش‌بینی‌ها کمک می‌کنند [12]. به‌عنوان نمونه، مطالعه [10] نشان داد که ترکیب الگوریتم‌های کرم شب‌تاب و یادگیری ماشین می‌تواند در پیش‌بینی دقیق پاسخ مشتری به تبلیغات دیجیتال موثر واقع شود و درنتیجه، موجب افزایش بهره‌وری کمپین‌های تبلیغاتی گردد.

۲-۴- تاثیر بهینه‌سازی تبلیغات بر وفاداری مشتریان

تحقیقات نشان داده‌اند که بهینه‌سازی تبلیغات دیجیتال با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری می‌تواند منجر به بهبود وفاداری مشتریان شود. به‌طور خاص [11]، در پژوهش خود نشان دادند که استفاده از تبلیغات شخصی‌سازی‌شده، طراحی‌شده بر اساس مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر الگوریتم‌های فرا ابتکاری، منجر به ایجاد احساس ارتباط بیشتر با برند و افزایش تمایل به خرید مجدد می‌شود. همچنین، مالیک و همکاران [12] دریافتند که بهبود دسترسی مالی شرکت‌ها از طریق فناوری مالی، سرمایه‌گذاری در تبلیغات را آسان کرده و منجر به سودآوری بیشتر و وفاداری بالاتر مشتریان می‌شود. در مطالعه‌ای دیگر [13]، با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی نشان دادند که افزایش سودآوری شرکت‌های فین‌تک از طریق بهینه‌سازی تبلیغات، رابطه مستقیم با افزایش رضایت و وفاداری مشتریان دارد.

نتیجه‌های مطالعات اخیر حاکی از آن است که ادغام الگوریتم‌های فرا ابتکاری با یادگیری ماشین می‌تواند رویکردی نو ین و اثربخش در تحلیل رفتار مشتریان و پیش‌بینی عملکرد تبلیغات باشد. این ترکیب نه‌تنها موجب بهبود دقت مدل‌های پیش‌بینی می‌شود، بلکه امکان ارایه تبلیغات هوشمند و متناسب با ویژگی‌های فردی مشتریان را فراهم می‌سازد. درنتیجه، در صنعت فین‌تک که محیطی پو یا و پیچیده دارد، این ابزارها می‌توانند نقش مهمی در تصمیم‌سازی‌های بازاریابی و مدیریت ارتباط با مشتریان ایفا کنند.

لیو و همکاران [14] به‌دنبال بررسی نحوه اثرگذاری پیشرفت فناوری مالی بر استراتژی‌های بازاریابی نظیر هزینه‌های تبلیغات شرکت می‌باشند. محققین در می‌یابند که توسعه فناوری مالی ترویج‌دهنده تبلیغات شرکتی به‌واسطه تعدیل اثر منفی محدودیت‌های مالی می‌باشد. همچنین محققین در می‌یابند که این اثر در صنایع با رقابت بالا و دیجیتالیزاسیون کمتر بیشتر دیده می‌شود. باباخانیان و همکاران [13] به‌بررسی تاثیر ارتقای سودآوری شرکت‌های فناوری مالی بر جلب وفاداری مشتریان از طریق یک الگوریتم جنگل تصادفی می‌پردازد. نتیجه‌ها نشان داد که پیاده‌سازی الگوریتم

[1] Metaheuristic algorithms

بهینه‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند باعث ارتقای سودآوری شرکت‌ها شود که بر جلب وفاداری مشتریان و رضایت از مدیران این شرکت‌ها اثر می‌گذارد. پراماسواری و همکاران [15] به‌وسیله تست ارزیابی نرمال بودن با ۵ متغیر کیفیت برندینگ، کیفیت خدمت، رضایت مشتری و فناوری مالی با تعداد ۱۵۰ پاسخ‌دهنده به‌بررسی اثر کیفیت برندینگ و کیفیت خدمت بر رضایت مشتری از طریق فناوری مالی می‌پردازد. نتیجه‌های این تحقیق نشان می‌دهد که کیفیت برندینگ و کیفیت خدمت بر رضایت مشتری از طریق تکنولوژی مالی دارای یک اثر معنی‌دار بر مشارکت مشتری با افزایش سود شرکت می‌باشد. نگو ین [9] به‌دنبال تحلیل عملیات و استراتژی‌های تامین مالی در جنبه مالی می‌باشد. این نتیجه شامل تحلیل موقعیت جاری شرکت، قدرت شرکت و ارزش‌های کلیدی آن، شناخت هدف نگرش و طرح استراتژیک می‌شود به‌طور دقیق‌تر نو یسنده به‌دنبال ارزش‌های صحیحی برای شرکت جهت بهبود اثربخشی ارتباطات بازاریابی آنلاین می‌باشد.

یکی از نوآوری‌های اصلی این تحقیق، بهره‌گیری هم‌زمان از الگوریتم‌های فرا ابتکاری و یادگیری ماشین برای پیش‌بینی اثربخشی تبلیغات دیجیتال در صنعت فین‌تک است. درحالی‌که بسیاری از مطالعات پیشین عمدتا از مدل‌های سنتی آماری مانند رگرسیون یا تحلیل‌های خطی برای بررسی تاثیر تبلیغات استفاده کرده‌اند [7]،[9]. با به‌کارگیری الگوریتم‌هایی نظیر *GA*، *PSO* و کرم شب‌تاب[1] در کنار مدل‌های یادگیری ماشین، امکان بهینه‌سازی و تحلیل دقیق‌تری را فراهم می‌آورد. این ترکیب موجب افزایش دقت پیش‌بینی رفتار مشتریان می‌شود و به شرکت‌های فین‌تک در طراحی کمپین‌های تبلیغاتی هوشمند و هدفمند کمک می‌کند، امری که در تحقیقات پیشین کمتر موردتوجه قرار گرفته است [10]، [16].

نوآوری دیگر این تحقیق، تمرکز بر بهینه‌سازی هم‌زمان دو متغیر کلیدی جذب مشتری و وفاداری مشتریان است که اغلب در مطالعات گذشته به‌صورت جداگانه بررسی شده‌اند. در اغلب پژوهش‌های مشابه، تاثیر تبلیغات بر یکی از این دو مولفه تحلیل‌شده، اما این تحقیق با ارایه یک چارچوب ترکیبی به‌بررسی هم‌زمان تاثیر تبلیغات بر جذب و نگهداشت مشتریان در بستر فین‌تک پرداخته و از این طریق شکاف موجود در ادبیات موضوع را پرکرده است [8]. افزون بر آن، استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌های یادگیری ماشین به‌صورت خودکار، موجب افزایش بهره‌وری تحلیل‌ها و کاهش وابستگی به تنظیمات دستی می‌شود که در مقایسه با رو یکردهای پیشین یک مز یت فنی و علمی قابل‌توجه محسوب می‌شود [11].

۳- روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش از نوع کمی و به‌صورت توصیفی-تحلیلی طراحی شده است. در ابتدا، داده‌های موردنیاز برای تحقیق از طریق پایگاه‌های داده مشتریان شرکت‌های فناوری مالی فین‌تک و پرسشنامه‌های آنلاین که به‌منظور جمع‌آوری اطلاعات از مشتریان طراحی شده‌اند، گردآوری شد. داده‌ها شامل مشخصات دموگرافیک مشتریان، تجربه تعامل آن‌ها با تبلیغات دیجیتال، رفتار خرید، نرخ تبدیل[2] و میزان وفاداری می‌شود. این داده‌ها به‌منظور استفاده در تحلیل‌های پیشرفته، مورد پاکسازی و آماده‌سازی قرار گرفتند. برای تحلیل داده‌ها و پیش‌بینی اثر و عملکرد تبلیغات بر جذب مشتریان و وفاداری مشتریان، از مدل‌های الگوریتم‌های فرا ابتکاری[3] استفاده شد. این الگوریتم‌ها ازجمله *GA* و *PSO* به‌کار گرفته شدند. این الگوریتم‌ها به‌دلیل قابلیت‌های آن‌ها در جستجو در فضای جستجوی بزرگ و یافتن راه‌حل‌های بهینه در مسایل پیچیده، برای بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌های پیش‌بینی مناسب بودند. به‌و یژه، این الگوریتم‌ها در شبیه‌سازی رفتار مشتریان و شخصی‌سازی تبلیغات بر اساس داده‌های جمع‌آوری‌شده به‌کار گرفته شدند. در ادامه، مدل‌های یادگیری ماشین، ازجمله شبکه‌های عصبی[4] و درخت تصمیم، برای تحلیل و پیش‌بینی روابط پیچیده بین و یژگی‌های مختلف مشتری و رفتار آن‌ها استفاده شد. این مدل‌ها به کمک الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای تنظیم و بهینه‌سازی پارامترها و متغیرهای ورودی مدل‌ها به‌کار برده شدند تا دقت پیش‌بینی بهبود یابد. همچنین، الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای شبیه‌سازی و بهینه‌سازی و یژگی‌های تبلیغات (مانند زمان‌بندی، محتوا و هدف‌گذاری مخاطب) استفاده شدند. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها و صحت پیش‌بینی‌ها، از شاخص‌های آماری مانند میانگین مربعات خطا[5]، ضریب تعیین (R^2) و نرخ خطای پیش‌بینی استفاده شد. علاوه بر این، برای تحلیل روابط میان متغیرهای مختلف و پیش‌بینی وفاداری

[1] Firefly Algorithm (FA)
[2] Conversion rate
[3] Metaheuristic algorithms
[4] Artificial Neural Network (ANN)
[5] Mean Square Error (MSE)

مشتریان، از آزمون‌های همبستگی و آزمون‌های مقایسه‌ای استفاده شد. برای بررسی دقت پیش‌بینی مدل‌ها و مقایسه آن‌ها با مدل‌های قبلی در این زمینه، از روش‌های اعتبارسنجی متقاطع[1] بهره گرفته شد. درنهایت، این پژوهش به‌منظور مقایسه نتیجه‌های به‌دست‌آمده با مطالعات داخلی و بین‌المللی، همچنین تحلیل و تفسیر نتیجه‌های، از روش‌های آماری و تحلیل کمی برای سنجش اثربخشی تبلیغات و تاثیر آن‌ها بر وفاداری مشتریان استفاده کرد.

۴- یافته‌های پژوهش

در پژوهش حاضر، مدل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی با هدف بررسی رابطه میان جذب مشتری، عملکرد تبلیغات و وفاداری مشتریان در یک ساختار سه‌سطحی طراحی شده است.

ساختار مدل بر اساس یک بازی دوسطحی استکلبرگ تحت شرایط عدم‌اطمینان تدوین گردیده و در قالب محیط فازی شهودی مدل‌سازی شده است تا بتواند نوسانات، عدم‌اطمینان اطلاعات و ترجیحات شهودی را به‌شکلی واقع‌گرایانه درنظر گیرد.

در این مدل، تابع تقاضا برای محصول به‌صورت خطی و به‌شکل $\beta_P - a = P^D$ تعریف شده است که در آن

۱. a : ثابت تقاضا برای محصول (در شرایط اولیه بازار).
۲. β : ضریب حساسیت تقاضا نسبت به تغییرات در تعامل با مشتری (p).
۳. p : میزان تعامل با مشتری (به‌عنوان متغیر تصمیم).
۴. Dp : مخاطب بالقوه تبلیغات یا میزان تقاضا پس از اعمال تبلیغات.

هر دو پارامتر a و β به‌صورت متغیرهای فازی شهودی تعریف‌شده‌اند تا عدم‌قطعیت در برآورد رفتار بازار را پوشش دهند. به این ترتیب، اگر

$$(1\theta_1, \rho(\theta_1), Pos) \ni \alpha,$$
$$(2\theta_2, \rho(\theta_2), Pos) \ni \beta,$$

باشند، آنگاه pD نیز در فضای امکان زیر تعریف می‌شود:

$$(P_{os} \bigwedge 1\theta_2), \qquad P_{os} \times 1\theta_{2,}\ \rho(\theta \times 1\theta) \ni P \ .$$

از آنجایی‌که در شرایط واقعی، تقاضای منفی معنایی ندارد، فرض بر این است که

$$0 = \{0 > \beta_P - P_{os}\, a\}.$$

۴-۱- تعریف هزینه و تابع رضایت

هزینه تولید هر واحد محصول با نماد c نیز یک متغیر فازی شهودی است که به‌صورت مستقل از a و β تعریف شده است:

$$(3\theta_3, \rho(\theta_3), Pos) \ni c.$$

در این حالت، اختلاف هزینه تولید با قیمت تبلیغاتی یا رضایت مشتری به‌صورت

$$c - p \ \ and \ \ c - \omega,$$

متغیرهای فازی شهودی در فضای مشابه $(3\theta_3, \rho(\theta_3), Pos)$ هستند.

۴-۲- تابع عملکرد و تعامل

در ادامه، دو تابع کلیدی برای اندازه‌گیری اثربخشی تبلیغات تعریف می‌شوند:

[1] Cross-Validation

۱-۲-۴- تابع منبع پیام (پیام‌رسانی)

$$P^{D}.\ -P) = \pi_{R}\ w, P).$$

۲-۲-۴- تابع رسانه تبلیغاتی (کارایی رسانه)

$$P^{D}.\ -w) = \pi_{M}\ w, P),$$

که در آن

۱. w: رضایت مشتری.
۲. $R\pi$: ارزش استراتژیک تعاملات پیام.
۳. $M\pi$: بازده رسانه‌ای تبلیغات.

هر دو تابع فوق نیز به‌صورت فازی شهودی تعریف شده و به‌ترتیب در فضاهای زیر قرار دارند:

$$3P_{os} \wedge 2P_{os} \wedge 1\theta_{3}), P_{os} \times 2^{\theta} \times 1\theta_{3}, \rho\ \ \theta \times 2\theta \times 1\theta) \ni R^{\pi},$$
$$2P_{os} \wedge 12), P_{os} \times 1\theta_{2,}\ \rho\ \ \theta \times 1\theta) \ni M^{\pi}.$$

جهت کالیبراسیون مدل و انجام تحلیل‌های عددی، داده‌های واقعی از شرکت‌های فین‌تک فعال در ایران طی بازه زمانی سال‌های ۱۴۰۰ تا ۱۴۰۲ جمع‌آوری شده‌اند. منابع داده شامل اطلاعات آماری از گزارش‌های مالی، سامانه‌های تحلیلی دیجیتال مارکتینگ و داده‌های نظرسنجی از مشتریان (تعداد پاسخ‌دهندگان: ۳۲۴ نفر) بوده است.

۱. حجم نمونه مشتریان: ۳۲۴.
۲. بازه زمانی ۳ سال: (۱۴۰۰-۱۴۰۲).
۳. منبع داده‌ها: داده‌های تجربی شرکت‌های فین‌تک داخلی + پلتفرم‌های تبلیغات آنلاین (مانند گوگل ادز و شبکه‌های اجتماعی).
۴. نرم‌افزارهای مورداستفاده *MATLAB*: برای حل مدل‌های فازی شهودی و پایتون برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های فرا ابتکاری.

۵- مدل سه‌سطحی تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی در محیط فازی شهودی

استفاده از مجموعه‌های فازی شهودی درمقابله با عدم‌اطمینان و ابهام موجود در مسایل تصمیم‌گیری ازجمله فرآیند تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی کاربردهای فراوانی دارد. در مورد مسایل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی به‌دلیل تغییرات شکل رسانه و انواع مشتری و مسایلی مشابه آن، درنظر گرفتن عدم‌اطمینان و ابهام موجود در محیط تصمیم‌گیری از الزامات فرآیند تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی به‌شمار می‌رود؛ لذا در این پژوهش با به‌کارگیری منطق فازی شهودی، فرآیند تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی تحت شرایط عدم‌اطمینان و با درنظر گرفتن ابهام موجود در پارامترهای مساله تعریف گردیده است.

در این مطالعه به‌منظور ارایه بازی استکلبرگ پیشنهادی از مدل برنامه‌ریزی سه‌سطحی استفاده می‌گردد. در مسایل برنامه‌ریزی سه‌سطحی، سه‌سطح تصمیم‌گیری وجود دارد که هر سطح تابع هدف مخصوص به خود را دارد. در مساله موردبررسی این پژوهش، سطح پیشرو مربوط به تصمیم‌های رهبر استکبرگ یا همان وفاداری و سطح پیرو مربوط به تصمیم‌های عملکرد تبلیغات می‌باشد. مدل سه‌سطحی بازی استکلبرگ پیشنهادی به‌صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$\begin{cases} max\, E\left[\pi_{m}\left(w, p^{*}\ w\right)\right] = E\left[\ w\right)\left(a - \beta p^{*}\ q\right)\right] * E\left[\ w - c\right)\left(a - \beta p^{*}\ w\right)\right], \\ \quad s.t. \\ \quad\ Pos\{w - c < 0\} = 0, \\ \quad\ p^{*}\ solves\ the\ problem, \\ \quad\quad \begin{cases} max\, E\left[\pi_{R}\ p\right)\right] = E[\ p - w)\ a - \beta p)], \\ s.t. \\ \quad pos\left\{a - \beta p < 0\right\} = 0, \\ p \geq w. \end{cases} \end{cases}$$

در این مدل $E\left[\pi_M\left(w,p^*\ w\right)\right]$ بیانگر امید ریاضی سود عملکرد تبلیغات، $E[(w)(a-\beta p*(q))]$ بیانگر امید ریاضی سود جذب مشتری و $E[\pi_R\ p)]$ بیانگر امید ریاضی سود وفاداری مشتری بر اساس پارامترهای فازی شهودی a، β و c می‌باشند. اگر تعادل زیر بازی کامل برای سطح پیرو صورت گیرد با استفاده از روش استنتاج معکوس تبلیغات بهینه p^* بر اساس متغیر w به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$-\frac{E[a]}{2E[\beta]}.$$

$p^*\ w)$ بهترین پاسخ وفاداری مشتری به ازای هر جذب مشتری (w) است که وفاداری مشتری به‌عنوان رهبر استکلبرگ معین می‌کند. امید ریاضی جذب مشتری بر اساس **تعریف ۱** به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$E[\pi_M\ w,p^*\ w)]$$

$$E[\pi_M\ w,p^*\ w)]=\frac{1}{2}\int_0^1\Big(\ w-c)\big(a-\beta p^*\ w)\big)\Big)^L+\Big(\ w-c)\big(a-\beta p^*\ w)\big)\Big)^U da+$$
$$\frac{1}{2}\int_0^1\Big(\ w-c)\big(a-\beta p^*\ w)\big)\Big)_{1-}^L+\Big(\ w-c)a-\beta p^*\ w)\Big)_{1-}^U d\ 1-a)+$$
$$\Big(\ w-c)a-\beta p^*\ w)\Big)_{1-}^U d\ 1-a)=\frac{1}{2}\int_0^1 w-c)^L\big(a-\beta p^*\ w)\big)^L=$$
$$\frac{1}{2}\int_0^1 w-c)^L\big(a-\beta p^*\ w)\big)^L+\ w-c)^U\big(a-\beta p^*\ w)\big)_{1-}^L d\ 1-a)=$$
$$\frac{1}{2}\int_0^1 w-c^U)\big(a^L-\beta^U p^*\ w)\big)+\ w-c^L)\left(a^U-\beta^L p^*\ w)\right)da+$$
$$\frac{1}{2}\int_0^1\big(w-c_{1-}^U\big)\big(a_{1-}^a-\beta_{1-}^U p^*\ w)\big)+\big(w-c_{1-}^L\big)\big(\beta_{1-}^L p^*\ w)\big)d\ 1-a).$$

به‌جای رابطه $p^*\ w)$ به‌دست‌آمده، به **رابطه (۱)** داریم:

$$=\frac{1}{2}\int_0^1\big(w-c_\alpha^U\big)\left(a_\alpha^L-\beta_\alpha^U\left(\frac{E[a]+wE[\beta]}{2E[\beta]}\right)\right)+\big(w-c_\alpha^L\big)\left(a_\alpha^U-\beta_\alpha^L\left(\frac{E[a]+wE[\beta]}{2E[\beta]}\right)\right)+\big(w-c_{1-\alpha}^U\big)\big(a_{1-\alpha}^U\big)$$
$$-\beta_{1-\alpha}^U\left(\frac{E[a]+wE[\beta]}{2E[\beta]}\right)\qquad(۱)$$
$$=-\frac{1}{2}E[\beta]w^2+\frac{1}{2}\big(E\ a)+E\ \beta c)\big)w+\frac{E[a]E\ \beta c)}{2E[\beta]}$$
$$-\frac{1}{2}\int_0^1\big(c_\alpha^U a_\alpha^L+c_\alpha^U a_\alpha^L\big)d\alpha-\frac{1}{2}\int_0^1\big(c_{1-\alpha}^U a_{1-\alpha}^L+c_{1-\alpha}^L a_{1-\alpha}^U\big)d\ 1-\alpha),$$

که با مشتق‌گیری از تابع جذب مشتری به‌صورت زیر حاصل می‌گردد:

$$w^*=\frac{E[a]+E\ \beta c)}{2E[\beta]}.$$

در حالتی که جذب مشتری نقش پیشرو و وفاداری مشتری نقش پیرو را بازی کند مدل سه‌سطحی بازی استکلبرگ به‌صورت رابطه زیر تعریف می‌گردد:

$$max\ E[\pi_R\ p)],=E\Big[\ w)\big(a-\beta p^*\ q)\big)\Big],*E[\ p-w)\ a-\beta p)].$$

$$\begin{cases}s.t.\\ Pos\{p-w<0\}=0,\\ w^*solve\ the\ problem.\end{cases}$$

$$\begin{cases}max\ E[\pi_M\ w)]=E[\ w-c)\ a-\beta w)],\\ s.t.\\ Pos\big\{a-\beta w<0\big\}=0,\\ w\geq c,\end{cases}$$

که در اینجا با حل مدل سطح پیرو از آنجایی‌که تنها مجهول رابطه متغیر w است، مقدار بهینه‌ی عملکرد تبلیغات به‌صورت رابطه بالا حاصل می‌گردد.

سپس با قرار دادن مقدار w^* به‌دست‌آمده در معادله سود سطح پیشرو و مشتق‌گیری از رابطه، مقدار بهینه وفاداری مشتری مطابق رابطه زیر به‌دست می‌آید:

$$p^* = \frac{3E[a] + E[\beta c]}{4E[\beta]}.$$

باتوجه به مفاهیم بیان‌شده علاوه بر مقادیر دقیق جذب مشتری، وفاداری مشتری و عملکرد تبلیغات، می‌توان مقادیر خوش‌بینانه و بدبینانه این متغیرها را نیز محاسبه نمود. **جدول ۱** خلاصه‌ای از روابط ذکرشده برای متغیرها را برای هر سه حالت بیان‌شده نشان می‌دهد.

جدول ۱- خلاصه روابط متغیرهای مدل استکلبرگ زنجیره سه‌سطحی در محیط فازی شهودی.

Table 1- Summary of the relationships between variables of the three-level Stackelberg chain model in an intuitive fuzzy environment.

	مدل عملکرد تبلیغات (p^*)	مدل جذب مشتری (q^*)	مدل وفاداری مشتری (w^*)
امید ریاضی	$\frac{3E[a] + E[\beta c]}{4E[\beta]}$	$\frac{1.5E[a] + E[\beta c]}{32E[\beta]}$	$\frac{E[a] + E[\beta c]}{2E[\beta]}$
خوش‌بینانه	$\frac{3\left(a_{\alpha}^{U} + a_{1-\alpha}^{U}\right) + \left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{L} + c_{1-\alpha}^{U}\right)}{4\left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$	$\frac{1.5\left(a_{\alpha}^{U} + a_{1-\alpha}^{U}\right) + \left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{L} + c_{1-\alpha}^{U}\right)}{3\left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$	$\frac{\left(a_{\alpha}^{U} + a_{1-\alpha}^{U}\right) + \left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{L} + c_{1-\alpha}^{U}\right)}{2\left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$
بدبینانه	$\frac{3\left(a_{\alpha}^{L} - a_{1-\alpha}^{L}\right) + \left(\beta_{\alpha}^{L} - \beta_{1-\alpha}^{L}\right)\left(c_{\alpha}^{L} - c_{1-\alpha}^{L}\right)}{4\left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{L}\right)}$	$\frac{1.5\left(a_{\alpha}^{L} - a_{1-\alpha}^{L}\right) + \left(\beta_{\alpha}^{L} - \beta_{1-\alpha}^{L}\right)\left(c_{\alpha}^{L} - c_{1-\alpha}^{L}\right)}{3\left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{L}\right)}$	$\frac{\left(a_{\alpha}^{L} - a_{1-\alpha}^{L}\right) + \left(\beta_{\alpha}^{L} - \beta_{1-\alpha}^{L}\right)\left(c_{\alpha}^{L} - c_{1-\alpha}^{L}\right)}{2\left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{L}\right)}$
	حداکثر عملکرد تبلیغات (π_R^*)	**حداکثر جذب مشتری (π_R^*)**	**حداکثر وفاداری مشتری (π_M^*)**
امید ریاضی	$\frac{E[a] - E[\beta c])^2}{16E[\beta]}$	$\frac{E[a] - E[\beta c])^2}{12E[\beta]}$	$\frac{E[a])^2 + E[\beta c])^2 + 6E[a]E[\beta c]}{8E[\beta c]} - \frac{1}{2}\int_0^1 \left(c_{\alpha}^{U} a_{\alpha}^{L} + c_{\alpha}^{L} a_{\alpha}^{U}\right) d\alpha - \frac{1}{2}\int_0^1 \left(c_{1-\alpha}^{U} a_{1-\alpha}^{L} + c_{1-\alpha}^{L} a_{1-\alpha}^{U}\right) d\,1-\alpha)$
خوش‌بینانه	$\frac{\left(\left(a_{\alpha}^{U} + a_{1-\alpha}^{U}\right) - \left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{L} + c_{1-\alpha}^{U}\right)\right)^2}{16\left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$	$\frac{\left(\left(a_{\alpha}^{U} + a_{1-\alpha}^{U}\right) - \left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{L} + c_{1-\alpha}^{U}\right)\right)^2}{12\left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$	$\frac{\left(\left(a_{\alpha}^{U} + a_{1-\alpha}^{U}\right) - \left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{L} + c_{1-\alpha}^{U}\right)\right)^2}{8\left(\beta_{\alpha}^{L} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$
بدبینانه	$\frac{\left(\left(a_{a}^{L} + a_{1-\alpha}^{L}\right) - \left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{U} + c_{1-\alpha}^{U}\right)\right)^2}{16\left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$	$\frac{\left(\left(a_{a}^{L} + a_{1-\alpha}^{L}\right) - \left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{U} + c_{1-\alpha}^{U}\right)\right)^2}{12\left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$	$\frac{\left(\left(a_{a}^{L} + a_{1-\alpha}^{L}\right) - \left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)\left(c_{\alpha}^{U} + c_{1-\alpha}^{U}\right)\right)^2}{8\left(\beta_{\alpha}^{U} + \beta_{1-\alpha}^{U}\right)}$

۱-۵- بهترین پاسخ‌های بازیکنان

همواره تمامی بازیکنان نسبت به‌بهترین تصمیم‌های سایر بازیکنان از خود واکنش نشان می‌دهند. به این دلیل که سایر بازیکنان نیز از آگاهی برخوردار بوده و هیچ‌گاه به کمتر از حد بهینه‌ی خود رضایت نخواهند داد؛ بنابراین، هر یک از مولفه‌های جذب مشتری، وفاداری مشتری و عملکرد تبلیغات بهترین تصمیم ممکن برای رسیدن به تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی را شناسایی و در حل بازی از آن بهره خواهند برد. حال باتوجه به اینکه بازی موردبررسی در این تحقیق، بازی غیر همکاری با استفاده از تعادل استاکلبرگ است؛ بنابراین، بازیکنان پیرو بهترین پاسخ ممکن به تصمیم رهبر را انتخاب می‌کنند و رهبر باتوجه به پاسخ پیرو تابع هدفش را بهینه می‌کند، یا به‌عبارت‌دیگر هر یک از اعضا به‌دنبال بهترین شکل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی خود هستند و بهترین تصمیم ممکن را باتوجه به تابع هدف خود دنبال می‌کنند. حال که یکی از اعضای این زنجیره در نقش رهبر قرار می‌گیرد و تصمیم اولیه از او شروع می‌شود، پس بهترین تصمیم برای رهبر همان تصمیمی خواهد بود که منجر به‌دست یابی به‌بهترین شکل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی شود، زیرا می‌داند که دیگر اعضای زنجیره، بهترین تصمیمشان به چه صورتی خواهد بود؛ بنابراین، بعد از تصمیم رهبر دیگر اعضای مجموعه باید باتوجه به تصمیم رهبر اقدام به‌بهترین شکل تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی خود نمایند. حال باتوجه به توضیحات ارایه شده، به‌منظور مشخص‌شدن بهترین پاسخ ممکن برای هر یک از بازیکنان، بدون توجه به‌دیگر بازیکنان باید از تابع تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی مشتق گرفته شود. باتوجه به اینکه توابع ارایه شده همگی از نوع حداکثرسازی و نسبت به متغیرهای تصمیم مقعر هستند، درنتیجه جوابی که از

مشتق‌گیری به‌دست خواهد آمد بهترین جواب ممکن خواهد بود؛ بنابراین، برای به‌دست‌آوردن بهترین جواب بازیکنان از تابع جذب مشتری، از تابع وفاداری مشتری و از تابع عملکرد تبلیغات مشتق گرفته می‌شود. در **جدول ۲** وضعیت کلی بازیکنان زنجیره خلاصه شده است:

جدول ۲- وضعیت کلی بازیکنان تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی.

Table 2- General situation of advertising players of financial technology companies.

نام بازیکن	نماد	تعداد	متغیرها	بهترین پاسخ
عملکرد تبلیغات	R	$r \in \{1,2,\dots,k\}$	P_{r_n}	$P_r^* = \frac{\alpha(P_n + C_{m_r} + C_{s_r}.Q_n^{-1}}{\alpha - 1}.$
وفاداری مشتری	N	$n \in \{1,2,\dots,N\}$	P_n	$P_n = \varphi'_n\left(\left[\sum_{s=1}^{M}(K_{s_n}.C_{ps}^{*1})\right] + \left[\frac{(\sum_{s=1}^{M}(C_{o_m})+C_{s_n})}{Q_n^*}\right] Q_n = \sqrt{\frac{2.(\sum_{s=1}^{M}(C_{o_m})+C_{s_n}).D_n}{E_n.\lambda_n.C_{B_n}}}.$
			Q_{r_n}	
			B_n	$B_n = \sqrt{\frac{2.(\sum_{s=1}^{M}(C_{o_m}) + C_{s_n}).D_n.E_n.\lambda_n}{C_{B_n}}}.$
جذب مشتری	S	$s \in \{1,2,\dots,M\}$	$C_{p_s}^1$	$C_{p_s}^1 = \varphi_s^1\left[C_{s_o} + \frac{(\sum_{n=1}^{N}\frac{D_n}{Q_n}C_{s_s}) + (\sum_{n=1}^{N}K_{s_s}.C_{s_o}.K_{s_n}.\frac{Q_n}{2}}{\sum_{n=1}^{N}K_{s_n}.D_n}\right].$

۲-۵- روش‌های حل پیشنهادی

باتوجه به در زمره پیچیدگی سخت بودن مسایل تبلیغات حلقه بسته، مساله پیش‌رو نیز در زمان معقول برای ابعاد موجود در دنیای واقعی حل‌شدنی نیست. ازاین‌رو، برای حل آن از رویکرد فرا ابتکاری در قالب الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه‌سازی تجمع ذرات و ترکیب این دو الگوریتم استفاده شده است. بدین منظور، پس از معرفی مختصر الگوریتم ها، ساختار چگونگی استفاده از آن‌ها به‌گونه‌ای که برای حل تقریبی این مدل ها مناسب باشند، تشریح می‌شوند.

۳-۵- الگوریتم ژنتیک

در پی تلاش های فراوان برای شبیه سازی پدیده تکامل بر کامپیوترها، مفهوم الگوریتم ژنتیک به‌عنوان ابزار عمومی بهینه‌سازی برای نخستین بار توسط جان هالند [17] مطرح گردید. الگوریتم‌های ژنتیک، تکنیک های جستجوی تصادفی بر اساس مکانیزم انتخاب طبیعی هستند و با الگو برداری از تکامل ژنتیکی، رویه هایی را برای حل مساله ارایه می کنند. این الگوریتم که شکل معمول آن توسط گلدبرگ [18] معرفی شد، به‌دلیل شروع با مجموعه ای از حل های تصادفی اولیه که جمعیت نامیده می‌شوند تا اندازه ای از تکنیک های جستجوی کلاسیک متفاوت است. این ویژگی سبب می‌شود که به‌جای یافتن نقطه مناسب، محدوده های مناسب در فضای متغیرها شناسایی شده و امکان یافتن نقطه بهینه کلی افزایش یابد.

در الگوریتم ژنتیک، هر فرد در جمعیت، کروموزوم نامیده می‌شود که ارایه دهنده راه حلی برای مساله است. کروموزوم ها از طریق تکرارهای متوالی که نسل نامیده می‌شوند، تکامل می‌یابند و در طول هر نسل، با استفاده از برخی معیارهای برازندگی ارزیابی می‌شوند. برای ایجاد نسل بعدی، کروموزوم‌های جدید که فرزند نامیده می‌شوند از طریق پیوند دو کروموزوم از نسل کنونی با استفاده از عملگر تقاطع و اصلاح کروموزوم با استفاده از عملگر جهش ایجاد می‌شوند. نسل جدید توسط عملگر انتخاب و بر اساس مقادیر برازندگی بعضی از والدین و فرزندان و حذف بقیه آن‌ها به‌منظور ثابت نگه داشتن اندازه جمعیت، شکل می‌گیرد. بعد از چندین نسل، الگوریتم به‌بهترین کروموزوم هم‌گرا می‌گردد [19].

۴-۵- نحوه نمایش جواب‌ها

برای نمایش جواب در الگوریتم پیشنهادی از یک کروموزوم با پنج بخش استفاده شده است. از کنار هم قرارگرفتن تمامی این بخش ها و پس از رمزگشایی آن، مقادیر هر یک از متغیرهای مساله به‌دست می‌آید. از آنجا که از روش اولویت‌بندی در کروموزوم ها استفاده شده، بخش عمده محدودیت های ظرفیتی در کروموزوم درنظر گرفته می‌شوند، اما باوجود این در برخی حالت ها، باتوجه به‌ترتیب تخصیص‌ها ممکن است این

کروموزم به جواب نشدنی منتهی گردد که در آن صورت از استراتژی ردی استفاده شده و جواب جدید تولید و جایگزین می‌گردد. در ادامه هر یک از بخش ها به‌تفصیل تشریح می‌شود.

بخش اول کروموزوم از یک ماتریس به ابعاد MxT ایجاد شده است. مقادیر درایه‌های این ماتریس قیمت محصولات در هر دوره را نشان می‌دهد. با تعیین قیمت محصول، میزان تقاضا و میزان برگشتی آن قابل محاسبه است که در محاسبات مساله از آن‌ها استفاده می‌شود.

بخش دوم کروموزوم از یک رشته به‌طول تعداد مکان های بالقوه جهت احداث مرکز جمع‌آوری و دمونتاژ ایجاد شده است. هر درایه از این رشته نماینده یک مکان بالقوه می‌باشد و مقدار آن با یک عدد حقیقی در بازه [1، 0] نمایش داده می‌شود که بیانگر اولویت مکان بالقوه مورد نظر جهت احداث مرکز جمع‌آوری و دمونتاژ می‌باشد.

بخش سوم کروموزوم از یک ماتریس با ابعاد CxT ایجاد شده است. درایه‌های این ماتریس اعداد حقیقی در بازه [V 0] هستند. هر سطر مربوط به یک مشتری و هر ستون متعلق به یک دوره است. از مقدار هر درایه می‌توان دریافت که در دوره مربوطه کدام تبلیغات به مشتری مورد نظر سرویس خواهد داد. بدین منظور، عدد مربوط به درایه به کوچکترین عدد صحیح بزرگتر از آن گرد خواهد شد که عدد به‌دست‌آمده، نشان‌دهنده شماره تبلیغاتی است که به آن مشتری در آن دوره خدمات ارایه خواهد کرد.

بخش چهارم کروموزوم نیز همانند بخش قبلی از یک ماتریس با ابعاد CxT تشکیل شده است. درایه‌های این ماتریس اعداد حقیقی در بازه [1، 0] هستند که نشان‌دهنده اولویت سرویس‌دهی به‌هر یک از مشتری ها در هر دوره است و تعیین کننده نوع تبلیغات هستند.

هر سطر مربوط به یک مشتری و هر ستون متعلق به یک دوره است. پس از مشخص شدن مشتریانی که به‌هر یک از نوع تبلیغات اختصاص یافتند از بخش سوم کروموزوم، نوع تبلیغات به‌ترتیب اولویتی که توسط بخش چهارم کروموزوم مشخص می‌گردد به مشتریان رجوع می نمایند. به‌عنوان‌مثال از بخش سوم در نمونه قبلی داریم که در دوره اول مشتری‌های ۲ و ۳ توسط تبلیغات ۳ سرویس‌دهی می‌شوند.

پس از تعیین میزان تقاضای مشتریان باتوجه به‌نوع تبلیغات تعیین شده در بخش اول کروموزوم می‌توان میزان مواد اولیه موردنیاز برای تولید این مقدار تقاضا را مشخص نمود که برای نحوه تعیین این مواد اولیه از بخش پنجم کروموزوم استفاده شده است؛ بنابراین، بخش پنجم کروموزوم مربوط به نحوه سفارش‌دهی برای مواد اولیه توسط تولیدکننده می‌باشد. این بخش از یک ماتریس با ابعاد RxT تشکیل شده است. درایه‌های این ماتریس مقادیر حقیقی با توزیع نرمال استاندارد هستند که میزان سفارش تولید کننده در هر دوره را معین می‌نماید.

۵-۵- عملگر تقاطع

در این مساله از دو نوع عملگر تقاطع استفاده شده است که به‌صورت ترکیبی از آن‌ها جهت تولید جواب استفاده می‌گردد. عملگر تقاطع مورداستفاده در این الگوریتم، بر اساس یک ماتریس راهنما ایجاد می‌گردد. این ماتریس راهنما دارای درایه‌های باینری است و برای هریک از بخش ها کروموزمی به‌صورت جداگانه با ابعادی برابر همان بخش وجود دارد. در این روش، بر والدینی که از طریق رویکرد چرخ رولت انتخاب شده اند، عملگر تقاطع اعمال می‌شود. بدین ترتیب برای هر یک از درایه‌ها در هر یک از بخش‌های کروموزم، یک درایه متناظر از ماتریس راهنما وجود دارد. برای تولید فرزندان جدید، در صورتی که مقدار درایه متناظر در ماتریس راهنما برابر ۱ باشد، مقادیر مربوط به آن درایه در دو والد جابه‌جا می‌گردد، در غیر این صورت، آن درایه بدون تغییر رها می‌شود.

در عملگر تقاطع نوع دوم که برخلاف نوع اول به‌صورت پیوسته می‌باشد نیز از یک ماتریس راهنما همانند نوع اول استفاده می‌گردد با این تفاوت که درایه‌های آن مقادیر حقیقی در بازه [1، 0] هستند. مقادیر این ماتریس به تعیین نقاطی برای کروموزوم‌های فرزند در فاصله خطی بین والدین کمک می‌نماید. نحوه عملکرد این عملگر بدین صورت است که به ازای هر درایه از کروموزوم‌های والدین یک درایه در ماتریس راهنما وجود دارد. به‌عنوان‌مثال، اگر درایه a مربوط به والد ۱ و درایه b مربوط به والد ۲ باشد.

۶-۵- عملگر جهش

در این الگوریتم برای جهش در هر یک از بخش‌های کروموزوم، دو سطر و یا دو ستون آن به تصادف، انتخاب می‌گردد و درایه‌های میان آن به‌صورت وارونه جابه‌جا می‌شوند. برای بخش‌هایی از کروموزوم که بیش از یک بعد دارند، برای هر بعد آن این عمل به‌کار برده می‌شود.

۷-۵- الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی هوشمند است که در حوزه هوش‌جمعی جای می‌گیرد. این الگوریتم، نخستین بار توسط کندی و ابر هارت [20] و با الگو گرفتن از رفتار اجتماعی حیواناتی مانند ماهی‌ها یا پرندگان که به‌صورت گروهی زندگی می‌کنند، معرفی شد. باتوجه به این که قوانین منطقی خاصی بر نحوه رفتار موجودات اجتماعی حاکم است، پرندگان تنها با تنظیم حرکت فیزیکی خود با اجتناب از تصادف به‌دنبال غذا می‌گردند و به‌طور نظری هر پرنده به‌عنوان یکی از اعضای گروه از تجربه‌های قبلی خود و تجربه‌های سایر پرندگان برای یافتن غذا بهره می‌برد. ایده اصلی الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات همین تسهیم اطلاعات بین اعضای گروه است [21].

تمام پرندگان یک مقدار شایستگی دارند که توسط تابع شایستگی که باید بهینه شود، ارزیابی می‌گردد. علاوه بر این هر پرنده، دارای یک موقعیت در فضای D بعدی مساله است که در تکرار tth، با یک بردار به‌صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$X_{i1}^{t} , X_{i2}^{t} , \dots \dots \dots \dots X_{iD}^{t}) X_{i}^{t}.$$

همچنین این پرنده سرعتی دارد که پرواز آن را هدایت می کند و در تکرار tth با بردار زیر نشان داده می‌شود:

$$V_{i1}^{t} , V_{i2}^{t} , \dots \dots \dots \dots V_{iD}^{t}) V_{i}^{t},$$

و این پرنده نیز در هر تکرار یک حافظه از بهترین موقعیت قبلی خودش را دارد که با بردار P نشان داده می‌شود:

$$P_{i1}^{t} , P_{i2}^{t} , \dots \dots \dots \dots P_{iD}^{t}) P_{i}^{t}.$$

در هر تکرار جستجو، هر عضو با درنظر داشتن دو مقدار بهترین به‌روز رسانی می‌شود. مورد اول مربوط به‌بهترین راه حلی است که پرنده تاکنون آن را تجربه کرده است (مقدار شایستگی این بهترین راه حل نیز ذخیره می‌گردد). این مقدار را بهترین p یا اصطلاحا P_{best} می نامند. مورد دوم بهترین راه حلی است که توسط الگوریتم ببهینه‌سازیاز دحام ذرات دنبال می‌شود و بهترین موقعیتی است که تاکنون در جمعیت به‌دست‌آمده است. این مقدار بهینه عمومی است و اصطلاحا G_{best} نامیده می‌شود.

زمانی که یک عضو، بخشی از جمعیت را به‌عنوان تو پولوژی همسایگانش درنظر می‌گیرد؛ آنگاه بهترین مقدار، یک بهترین محلی است و P_{best} نامیده می‌شود. بعد از اینکه دو بهترین مقدار عمومی و محلی پیدا شدند، موقعیت و سرعت هر عضو توسط فرمول های زیر به‌روز رسانی می‌شود.

$$V_{i}^{t+1} = w. V_{i}^{t} + C_1. r_1^{t}. \ G_{best} - X_{i}^{t}) + C_2. r_2^{t}. \ P_{best} - X_{i}^{t}),$$

$$W = W_{max} - \frac{W_{max} - W_{min}}{t_{max}} . t,$$

$$X_{i}^{t+1} = X_{i}^{t} + V_{i}^{t+1}.$$

در فرمول های فوق t بیانگر شماره تکرار و متغیرهای C_1 و C_2 فاکتورهای یادگیری هستند. اغلب $C_1 = C_2 = 2$ است که میزان جابجایی یک پرنده را در یک بار تکرار کنترل می کند. r_1 و r_2 دو عدد تصادفی یکنواخت در بازه [1، 0] هستند. w یک وزن جبری است که به‌صورت نوعی در بازه [1، 0] مقداردهی اولیه می‌گردد. یک وزن جبری بزرگتر یک استکشاف عمومی و وزن جبری کوچک تر استکشاف محلی را آسان می کند. t_{max} ماکزیمم تعداد تکرارها، نسل جاری، W_{min} و W_{max} حداقل و حداکثر مقداری که هریک از وزنهای خارجی ممی‌باشند بگیرند، می باشند.

در الگوریتم PSO استاندارد، جمعیت با راه حل های تصادفی مقداردهی اولیه می‌شود و تا رسیدن به‌شرط خاتمه به‌صورت تکراری شایستگی جمعیت توسط مقادیر P_{best} و G_{best} محاسبه شده سپس سرعت و موقعیت نیز به‌ترتیب به‌روز رسانی می‌شوند. در آخر هم G_{best} و مقدار شایستگی آن به‌عنوان خروجی بیان می‌شوند. شرط خاتمه می‌تواند رسیدن به ماکسیمم تعداد نسل ها یا رسیدن به یک مقدار خاص شایستگی در G_{best} باشد. نحوه نمایش ذرات تعریف شده برای جواب های مناسب در الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات همانند نحوه نمایش کروموزوم ها بوده و باتوجه به پیوسته آن، این نحوه نمایش به راحتی برای الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات نیز قابل استفاده است.

به‌دلیل پیوسته‌بودن ذات حرکت در الگوریتم تجمع ذرات از یک سو و همچنین پیوسته‌بودن نحوه نمایش جواب ارایه شده در الگوریتم ژنتیک، می‌توان از این نحوه نمایش جواب در الگوریتم تجمع ذرات نیز بهره گرفت. با این ملاحظه که چنانچه در هر بخش از نمایش جواب، حرکت منجر به خروج مقدار درایه مربوطه از بازه مجاز آن گردد در صورت بالاتر بودن از حد مجاز، حد بالای بازه و در صورت پایین‌تر بودن از حد مجاز، حد پایین بازه جایگزین درایه مربوطه می‌شود. همچنین سایر بخش‌های الگوریتم تجمع ذرات طبق استانداردهای این الگوریتم اجرا می‌شود.

۶- اعتبارسنجی الگوریتم‌های فرا ابتکاری

متوسط شاخص درصد انحراف نسبی برای هر یک از الگوریتم‌های موردبررسی به‌صورت زیر محاسبه می‌گردد:

$$RPD = \frac{Alg_{sol}) - Best_{sol}}{Min_{Best}} \times 100,$$

که Alg_{sol} ارزش هدفی است که به ازای یک آزمایش توسط یک الگوریتم به‌دست می‌آید و $Best_{sol}$ نیز بهترین مقداری است که به ازای هر آزمایش توسط تمامی الگوریتم‌های پیشنهادشده، محاسبه می‌شود.

برای اعتبارسنجی الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه‌سازی تجمع ذرات ارایه شده باید ابتدا نتیجه‌های آن‌ها را با نتیجه‌های بخش ۴ که از روش دقیق محاسبه شده‌اند، مقایسه نمود. بدین منظور، در رابطه فوق مقدار $Best_{sol}$ برابر با نتیجه به‌دست‌آمده از روش دقیق قرار داده شده است.

نتیجه‌های حاصل از این مقایسه برای نمونه ارایه شده در بخش قبل نشان‌دهنده آن است که درصد انحراف نسبی دو الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی تجمع ذرات بسیار ناچیز است.

در این نمونه، روش حل دقیق، میزان بهینه سود را معادل ۷۰۸۲۲۷۰۶ به‌دست آورده است و مقدار به‌دست‌آمده برای تابع هدف سود با استفاده از الگوریتم‌های GA و PSO به‌ترتیب برابر با ۷۰۸۱۷۷۴۸ و ۷۰۸۱۹۸۷۳ است که به‌ترتیب دارای نسبت انحراف نسبی‌های[1] ۰/۰۰۷ و ۰/۰۰۴ هستند که مقدار کمتر از ۱% آن‌ها نشان از عملکرد مناسب این دو الگوریتم دارد.

۶-۱- تولید مسایل نمونه

برای تنظیم پارامتر و ارزیابی الگوریتم‌های ارایه‌شده با پارامترهایی برمبنای مقاله سلیمانی و کنان [22] تولید می‌گردد. پارامترها در این مسایل به‌صورت تصادفی در بازه‌های مشخص تولید می‌شوند. همچنین گره‌ها برای مسایل نمونه به‌صورت تصادفی در یک فضای مربعی شکل با ضلع ۲۰۰ واحد مسافت ایجاد شده اند و $Dist_{ij}$ (فاصله بین آن‌ها) بر مبنای فاصله پل‌های محاسبه شده است.

۶-۲- تنظیم پارامتر

کارایی الگوریتم‌های فرا ابتکاری ارتباط مستقیمی با تنظیم پارامترهای آن دارد؛ به طوری که انتخاب صحیح مقادیر پارامترهای یک الگوریتم باعث افزایش کارایی آن می‌شود. در این تحقیق فاکتورهای کنترلی روش تاگوچی شامل پارامترهای الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات می‌باشند. در این روش، هدف یافتن سطوح بهینه عامل‌های مهم قابل‌کنترل و کمینه‌کردن اثر فاکتورهای اغتشاش است. ویژگی‌های کیفی مقادیر اندازه‌گیری‌شده از آزمایش‌ها به‌نسبت سیگنال به نویز (S/N) تبدیل می‌شود.

این نرخ، نشان‌دهنده میزان انحرافات نمایش داده‌شده در متغیر پاسخ است. کاهش انحرافات الگوریتم زمانی است که پارامترهای الگوریتم ژنتیک به‌ترتیب ۱۲۵ برای تعداد جمعیت اولیه، ۱۳۰ برای تعداد نسل، ۰/۹۵ برای نرخ تقاطع و ۰/۵۰ برای نرخ جهش تعیین گردد. همچنین پارامترهای الگوریتم تجمع ذرات به‌ترتیب معادل ۱۰۰ برای تعداد ذرات، ۱۱۵ برای تکرار، ۰/۸ برای وزن اینرسی و ۰/۲ برای حداکثر سرعت بهترین مقادیر برای الگوریتم پیشنهادی در این تحقیق هستند.

[1] Raccoon City Police Department (RPD)

۳-۶- تولید مساله نمونه در مقیاس بزرگ

مسایل مورداستفاده در این تحقیق با ابعاد متفاوت تولید می‌شوند که سطوح پارامترهای آن طبق **جدول ۳** می‌باشد.

جدول ۳- سطوح هر یک از پارامترهای اصلی مساله.
Table 3- Levels of each of the main parameters of the problem.

پارامترها	سطوح
منبع	10, 15, 30, 50
پیام	2, 3, 5
رسانه	5, 10, 15
مخاطب	3, 4
محیط	3, 5, 7

در **جدول ۴** نتیجه‌های حاصل از الگوریتم‌های پیشنهادی نشان داده شده است. برای مقایسه عملکرد هر یک از الگوریتم ها از شاخص‌های زمان محاسباتی و *RPD* استفاده می‌شود. متوسط زمان حاصل از پنج بار اجرای الگوریتم‌های پیشنهادی نیز در این جدول به ثانیه آمده است.
مطابق **جدول ۴**، متوسط خطای الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی تجمع ذرات پیشنهاد شده به‌ترتیب برابر ۰/۰۱۲۸ و ۰/۰۴۵۱ هستند که نشان‌دهنده عملکرد بهتر الگوریتم *PSO* نسبت به *GA* است.

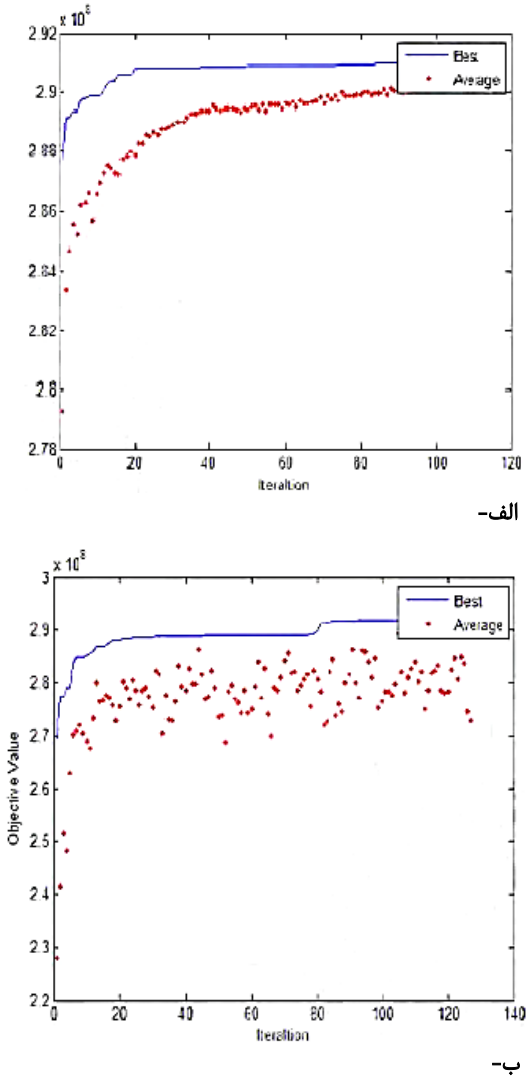
جدول ۴- نتیجه‌های محاسباتی حاصل از مقایسه الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه‌سازی تجمع ذرات.
Table 4- Computational results from comparing genetic algorithms and particle aggregation optimization.

شماره مساله	منبع	پیام	رسانه	مخاطب	محیط	GA		PSO	
						RPD	CPU tim	RPD	CPU tim
1	2	3	10	5	3	0.001	71	0.0062	56
2	3	3	15	5	3	0.0076	90	0.003	67
3	5	3	30	5	3	0.0435	136	0.0249	98
4	2	5	50	5	3	0.0156	365	0.008	275
5	3	5	70	5	3	0.0629	653	0.0046	546
6	5	5	100	5	3	0.0854	1057	0.0004	777
7	2	7	10	5	3	0.0636	203	0.0114	148
8	3	7	15	5	3	0.0795	245	0.0274	179
9	5	7	30	5	3	0.0818	384	0.0196	182
10	2	3	50	5	3	0.0095	279	0.0009	229
11	3	3	70	10	3	0.0069	451	0.0001	329
12	5	3	100	10	3	0.022	460	0.0043	339
13	2	5	10	5	3	0.0396	136	0.0018	101
14	3	5	15	10	3	0.0612	180	0.0047	123
15	5	5	30	10	3	0.043	290	0.009	230
16	2	7	50	10	4	0.0192	986	0.0488	740
17	3	7	70	10	4	0.0668	1607	0.0159	1187
18	5	7	100	10	4	0.0837	2672	0.0123	1999
19	2	3	15	5	4	0.0038	97	0.001	73
20	3	3	15	10	4	0.0151	100	0.0118	77
21	5	3	30	15	4	0.0109	202	0.0032	198
22	2	5	50	15	4	0.0647	613	00.78	464
23	3	5	70	15	4	0.0947	978	0.0175	726
24	5	5	100	15	4	0.0673	1601	0.0205	1193
25	2	7	10	15	4	0.0085	305	0.0307	188
26	3	7	15	15	4	0.0996	300	0.015	226
27	5	7	30	15	4	0.0513	480	0.035	359
28	2	3	50	15	4	0.0029	239	0.0007	215
29	3	5	70	15	4	0.0443	992	0.0063	742
30	5	7	100	15	4	0.0943	2896	0.0317	2139
میانگین						0.0451		0.0128	

جدول ۴ به‌مقایسه عملکرد دو الگوریتم فرا ابتکاری یعنی *GA* و الگوریتم *PSO* در مسایل مختلف سه‌سطحی تبلیغات شرکت‌های فین‌تک می‌پردازد. معیارهای مقایسه شامل زمان پردازش[1] و *RPD* است. نتیجه‌های نشان می‌دهد الگوریتم *PSO* در اکثر موارد دارای *RPD* پایین‌تر و زمان پردازش کمتر نسبت به *GA* است که نشان‌دهنده عملکرد بهتر آن از نظر دقت و کارایی است. به‌ویژه در مسایل با مقیاس بزرگتر (**رابطه (۱)**)، اختلاف عملکرد *PSO* با *GA* به‌شکل محسوسی افزایش یافته است.

میانگین کلی *RPD* برای *PSO* برابر با ۰٫۰۱۲۸ و برای *GA* برابر با ۰٫۰۴۵۱ است که حاکی از دقت بالاتر *PSO* است. همچنین، تفاوت قابل‌توجهی در زمان اجرای الگوریتم‌ها دیده می‌شود که *PSO* را برای کاربردهای بلادرنگ و محیط‌های با منابع پردازشی محدود، مناسب‌تر می‌سازد.

در شکل ۱ - الف و ۱ - ب به‌ترتیب نمودار همگرایی *GA* و *PSO* در شکل زیر نمایش داده شده است.



شکل ۱- نمودار همگرایی دو الگوریتم.

Figure 1- Convergence diagram of two algorithms for problem 20.

شکل ۱ نمودار همگرایی دو الگوریتم *GA* و *PSO* را نشان می‌دهد. محور افقی تعداد تکرارها[2] و محور عمودی مقدار تابع هدف را نمایش می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، الگوریتم *PSO* با نرخ همگرایی سریع‌تری نسبت به *GA* به مقدار بهینه نزدیک می‌شود. این امر بیانگر توانایی *PSO* در جستجوی سریع‌تر و موثرتر در فضای راه‌حل است. درمقابل، الگوریتم ژنتیک باوجود اینکه روند نزولی دارد، اما همگرایی آن کندتر و نوسانات آن بیشتر است.

[1] Central Processing Unit time (CPU)

[2] Iterations

استفاده از چنین نمودارهایی در تحلیل عملکرد الگوریتم‌ها به پژوهشگران این امکان را می‌دهد تا انتخاب بهتری در کاربردهای فین‌تک داشته باشند که هم دقت بالا و هم سرعت پردازش مطلو بی دارند.

۴-۶- اعتبارسنجی الگوریتم‌های فرا ابتکاری در حالت استاکلبرگ

جدول ۵- نتیجه‌های محاسباتی حاصل از مقایسه الگوریتم‌های ژنتیک و بهینه‌سازی تجمع ذرات در حالت استاکلبرگ.
Table 5- Computational results from comparing genetic algorithms and particle aggregation optimization in the Stackelberg mode.

			مثال‌های با سایز کوچک					مثال‌های با سایز بزرگ			
			2,3	4,4	8, 8	9, 11	12, 15	16, 20	8, 20	20, 20
تابع وفاداری مشتری	الگوریتم	زنتیک	533	656.7	614.8	451	234	429	212	203
		ازدحام ذرات	552.7	517.2	574.3	304	191.4	292	171	150
		ترکیبی	553	671.3	757.4	565	422	645	385	35
		گمز	533	677.4	778.6	584	125708	1581894	113654	3047630
تابع عملکرد تبلیغات	الگوریتم	زنتیک	12635	116453	103365	35580	125691	1574062	113208	2614296
		ازدحام ذرات	12635	116447	103055	35190	125968	1603848	114054	3435371
		ترکیبی	12636	116460	103706	35740	839330	15215231	118869	24530645
		گمز	12636	116462	1038884	35982	854642	15868934	129453	25638978
تابع جذب مشتری	الگوریتم	زنتیک	3061	6368	193940	37112	888623	17875616	132689	27130164
		ازدحام ذرات	3061	6569	228460	48419	234	429	212	203
		ترکیبی	3061	6984	249730	56469	191.4	292	171	150
		گمز	3061	7001	260763	60278	---	---	---	---

جدول ۵ نتیجه‌های محاسباتی الگوریتم‌های فرا ابتکاری در قالب مدل بازی استکلبرگ را برای سه‌تابع هدف جذب مشتری، عملکرد تبلیغات و وفاداری مشتری در اندازه‌های مختلف مسایل نمایش می‌دهد. در این جدول، عملکرد الگوریتم‌های *GA*، *PSO*، ترکیبی *Hybrid* و نرم‌افزار *GAMS* مقایسه شده است. الگوریتم ترکیبی، با بهره‌گیری از مزایای *GA* و*PSO* ، در اکثر موارد عملکرد بهتری نسبت به سایر روش‌ها نشان داده است.

در مسایل با اندازه بزرگ، اختلاف بین الگوریتم ترکیبی و الگوریتم‌های منفرد یا *GAMS* بیشتر می‌شود. به‌ویژه در تابع وفاداری مشتری، الگوریتم ترکیبی توانسته مقادیر بهینه‌تری نسبت به *GAMS* ارایه دهد، درحالی‌که زمان اجرای کمتری دارد. این نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم ترکیبی در سناریوهای فازی و چندهدفه نه‌تنها امکان‌پذیر، بلکه اثربخش‌تر نیز است.

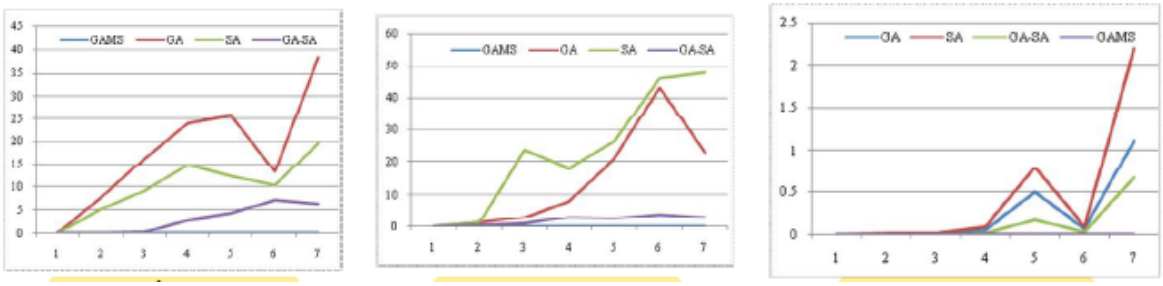
۷- مقایسه شاخص GAP الگوریتم‌های پیشنهادی

شکل‌های زیر مقدار شاخص انحراف از بهترین جواب یافته شده برای هر مدل را نشان می‌دهد که در آن، محور افقی مثال موردنظر و محور عمودی مقدار شاخص است. از شکل می‌توان دریافت که الگوریتم ترکیبی ژنتیک و ازدحام ذرات در مقایسه با الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات از وضعیت بهتری برخوردار بوده است.

برای محاسبه شاخص *GAP*[1]، ابتدا باید توضیح دهیم که این شاخص معمولا برای مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها یا مدل‌ها نسبت به‌بهترین جواب ممکن استفاده می‌شود. این شاخص نشان‌دهنده انحراف یا فاصله از بهترین جواب ممکن است که الگوریتم به‌دست آورده است. در مورد سوال

[1] Gap indicator

شما، در **شکل ۲** مقدار شاخص *GAP* برای هر مدل (که به‌عنوان‌مثال برای استاکلبرگ‌های مختلف ذکرشده است) محاسبه‌شده و در نمودار نمایش داده می‌شود.



استاکلبرگ عملکرد تبلیغات — استاکلبرگ وفاداری مشتری — استاکلبرگ جذب مشتری

شکل ۲- مقدار شاخص انحراف از بهترین جواب یافته شده.

Figure 2- The value of the deviation index from the best solution found.

در مورد اینکه چرا فقط برای سه‌حالت استاکلبرگ (عملکرد تبلیغات، وفاداری مشتری، جذب مشتری) شاخص *GAP* ارایه شده، دلایل مختلفی می‌تواند وجود داشته باشد:

۱. تمرکز بر روی مسایل خاص: این سه‌حالت ممکن است مهم‌ترین مسایل برای مطالعه یا بهینه‌سازی در این تحقیق خاص باشند. درنتیجه، تنها این سه سناریو بررسی و شاخص *GAP* برای آن‌ها محاسبه شده است.

۲. محدودیت‌های داده‌ها یا نتیجه‌های: ممکن است داده‌ها یا نتیجه‌های حاصل از دیگر سناریوها به‌اندازه کافی معتبر نباشد؛ بنابراین، این سه حالت به‌عنوان نمونه‌های اصلی برای مقایسه انتخاب شده‌اند.

۳. تمرکز بر شبیه‌سازی‌های خاص: این سه مساله ممکن است به‌طور خاص با الگوریتم‌های مورداستفاده (مثل الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات) تطابق داشته باشند و بنابراین برای بررسی دقیق‌تر، شاخص *GAP* تنها در این سه حالت محاسبه شده است.

در نمودارهای مربوط به این سه حالت، می‌توان مشاهده کرد که الگوریتم ترکیبی ژنتیک و ازدحام ذرات به‌نسبت الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات به‌طورکلی عملکرد بهتری نشان می‌دهد. این مقایسه ممکن است بر اساس شاخص *GAP* به‌وضوح نشان داده‌شده باشد که در آن الگوریتم ترکیبی به کمترین انحراف از بهترین جواب دست یافته است.

۸- نتیجه‌گیری

پیش‌بینی اثر تبلیغات شرکت‌های فناوری مالی بر جذب و وفاداری مشتریان یکی از موضوعات کلیدی در بازاریابی دیجیتال است. روش‌های کلاسیک مانند رگرسیون لجستیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در بسیاری از موارد عملکرد قابل‌قبولی دارند، اما چالش اصلی آن‌ها دقت پایین و وجود عدم‌قطعیت در پیش‌بینی‌ها است.

برای بهبود عملکرد مدل‌های پیش‌بینی و کاهش خطای آن‌ها، می‌توان از الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند *GA* و *PSO* استفاده کرد. این الگوریتم‌ها می‌توانند بهینه‌سازی پارامترهای مدل‌ها، کاهش خطای پیش‌بینی و افزایش دقت تصمیم‌گیری‌ها را تسهیل کنند. در این مقاله، ابتدا به‌بررسی چگونگی کاهش خطای پیش‌بینی با استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری پرداخته و سپس چندین الگوی پیشنهادی برای پیش‌بینی اثر تبلیغات بر جذب و وفاداری مشتریان ارایه خواهد شد.

۸-۱- کاهش خطای پیش‌بینی با الگوریتم‌های فرا ابتکاری

۸-۱-۱- استفاده از الگوریتم GA

الگوریتم ژنتیک یکی از روش‌های بهینه‌سازی مبتنی بر انتخاب طبیعی است که می‌تواند برای یافتن بهترین پارامترها در مدل‌های یادگیری ماشین مورداستفاده قرار گیرد. در پیش‌بینی اثر تبلیغات، این الگوریتم می‌تواند:

۱. بهینه‌سازی ضرایب رگرسیون لجستیک برای کاهش خطا.
۲. انتخاب ویژگی‌های مهم برای بهبود دقت پیش‌بینی.
۳. بهینه‌سازی ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی (تعداد نورون‌ها، نرخ یادگیری، تعداد لایه‌ها و ...).

مطالعات نشان داده‌اند که استفاده از *GA* در ترکیب با شبکه‌های عصبی، می‌تواند خطای پیش‌بینی را تا ۲۰% کاهش دهد.

۲-۱-۸- استفاده از الگوریتم PSO

الگوریتم *PSO* یک روش بهینه‌سازی مبتنی بر رفتار جمعی ذرات است که می‌تواند به‌تنظیم بهتر پارامترهای مدل‌های یادگیری ماشین کمک کند. در این مطالعه، از *PSO* برای

۱. تنظیم وزن‌های شبکه‌های عصبی برای کاهش خطای پیش‌بینی.
۲. بهینه‌سازی نرخ یادگیری و کاهش میزان بیش‌برازش[1].
۳. انتخاب متغیرهای موثر بر وفاداری مشتریان از بین ویژگی‌های متعدد تبلیغاتی.

بررسی نتیجه‌های حاصل از این روش نشان داد که ترکیب *PSO* با روش‌های یادگیری ماشین باعث کاهش میانگین مربعات خطا[2] و افزایش دقت مدل تا ۱۵% نسبت به روش‌های سنتی شده است.

پیشنهاد ۱: ترکیب الگوریتم‌های فرا ابتکاری مانند *PSO* و *GA* برای بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی و بهبود عملکرد مدل.

پیشنهاد ۲: اعمال روش‌های *Cross-Validation* برای ارزیابی بهتر عملکرد مدل و تنظیم صحیح پارامترها.

پیشنهاد ۳: استفاده از روش تنظیم وزن‌های تطبیقی[3] برای بهبود پایداری مدل و جلوگیری از بیش‌برازش.

منابع

[1] Gomber, P., Kauffman, R. J., Parker, C., & Weber, B. W. (2018). On the fintech revolution: Interpreting the forces of innovation, disruption, and transformation in financial services. *Journal of management information systems*, *35*(1), 220–265. https://doi.org/10.1080/07421222.2018.1440766

[2] Brandl, B., & Hornuf, L. (2020). Where did FinTechs come from, and where do they go? The transformation of the financial industry in Germany after digitalization. *Frontiers in artificial intelligence*, *3*(8), 1-12. https://doi.org/10.3389/frai.2020.00008

[3] Aaker, D. A., Kumar, V., Leone, R. P., & Day, G. S. (2016). *Marketing research*. Wiley Global Education. https://B2n.ir/qw7676

[4] Yang, B., Wang, J., Zhang, X., Yu, T., Yao, W., Shu, H., Sun, L. (2020). Comprehensive overview of meta-heuristic algorithm applications on PV cell parameter identification. *Energy conversion and management*, *208*, 112595. https://doi.org/10.1016/j.enconman.2020.112595

[5] Sharma, S., Sharma, M., & Dhingra, D. (2024). Cluster-based systematic literature review: Understanding FinTech adoption and challenges. *Abhigyan*, *42*(3), 206–227. https://doi.org/10.1177/09702385241256010

[6] Talbi, E. G. (2009). *Metaheuristics: from design to implementation*. John Wiley & Sons. https://B2n.ir/jh8233

[7] Mohan, P., Neelakandan, S., Mardani, A., Maurya, S., Arulkumar, N., & Thangaraj, K. (2023). Eagle strategy arithmetic optimisation algorithm with optimal deep convolutional forest based fintech application for hyper-automation. *Enterprise information systems*, *17*(10), 2188123. https://doi.org/10.1080/17517575.2023.2188123

[8] Khan, S., Rahman, A. K. M. A., Saha, T., Alam, M. M., & Mahmood, H. (2024). The role of Fintech in containing the carbon curse of natural resources: Evidence from resource-rich countries. *Resources policy*, *90*, 104733. https://doi.org/10.1016/j.resourpol.2024.104733

[9] Nguyen, H. Y. (2020). Fintech in Vietnam and its regulatory approach. In *Regulating fintech in Asia: Global context, local perspectives* (pp. 115–138). Springer. https://doi.org/10.1007/978-981-15-5819-1_7

[1] Overfitting
[2] Mean Squared Error (MSE)
[3] Adaptive weight adjustment

[10] Onasanya, A., Aroyewun, O., & Okonkwo, R. (2022). *Predictive analytics for customer behaviour: Developing a predictive model that analyzes customer data to forecast future buying trends and preferences enabling small businesses to Tailor their marketing and product strategies effectively*. http://dx.doi.org/10.13140/RG.2.2.19691.11044

[11] Elveny, M., Nasution, M. K. M., & Syah, R. B. Y. (2023). A hybrid metaheuristic model for efficient analytical business prediction. *International journal of advanced computer science and applications*, *14*(8), 430–440. http://dx.doi.org/10.14569/IJACSA.2023.0140848

[12] Malik, H., Iqbal, A., Joshi, P., Agrawal, S., & Bakhsh, F. I. (2020). *Metaheuristic and evolutionary computation: algorithms and applications*. Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-981-15-7571-6

[13] Babakhanian, M. R., Amin Mousavi, S. A., Soltani, R., & Vakilifar, H. R. (2023). Survey the effect of fintech companies' profitability enhancement on winning customers' loyalty using an artificial intelligence-based optimization algorithm. *International journal of nonlinear analysis and applications*, *14*(1), 2409–2423. https://doi.org/10.22075/ijnaa.2022.27639.3665

[14] Liu, H., Yao, P., Latif, S., Aslam, S., & Iqbal, N. (2022). Impact of green financing, FinTech, and financial inclusion on energy efficiency. In *Environmental science and pollution research* (pp. 1–12). Springer. https://doi.org/10.1007/s11356-021-16949-x

[15] Pramaswari, F., Nasution, A. P., & Nasution, S. L. (2021). The effect of branding quality and service quality on customer satisfaction through financial technology (FinTech) at PT. WOM finance branch Rantauprapat. *Budapest international research and critics institute (BIRCI-journal): Humanities and social sciences*, *4*(2), 2995–3004. https://doi.org/10.33258/birci.v4i2.2012

[16] Oh, S., Park, M. J., Kim, T. Y., & Shin, J. (2022). Marketing strategies for fintech companies: Text data analysis of social media posts. *Management decision*, *61*(1), 243–268. https://doi.org/10.1108/MD-09-2021-1183

[17] Holland, J. L., & Gottfredson, G. D. (1975). Predictive value and psychological meaning of vocational aspirations. *Journal of vocational behavior*, *6*(3), 349–363. https://doi.org/10.1016/0001-8791(75)90007-X

[18] Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithms and Walsh functions: Part 2, deception and its analysis. *Complex systems*, *3*, 153–171. https://cir.nii.ac.jp/crid/1570854175217677952

[19] Pasandideh, S. H. R., Niaki, S. T. A., & Nia, A. R. (2011). A genetic algorithm for vendor managed inventory control system of multi-product multi-constraint economic order quantity model. *Expert systems with applications*, *38*(3), 2708–2716. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.08.060

[20] Eberhart, R., & Kennedy, J. (1995). Particle swarm optimization. *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks* (Vol. 4, pp. 1942–1948). Citeseer. https://B2n.ir/sp1965

[21] Poli, R. (2007). An analysis of publications on particle swarm optimization applications. *Essex, uk: Department of computer science, university of essex*, *1*(1), 1–41. https://B2n.ir/ju6807

[22] Soleimani, H., & Kannan, G. (2015). A hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm for closed-loop supply chain network design in large-scale networks. *Applied mathematical modelling*, *39*(14), 3990–4012. https://doi.org/10.1016/j.apm.2014.12.016